

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.042

基于改进主动形状模型的生猪耳部区域检测方法^{*}

朱伟兴¹ 刘 波^{1,2} 杨建军¹ 马长华¹

(1. 江苏大学电气信息工程学院, 镇江 212013; 2. 河海大学机电工程学院, 常州 213022)

摘要: 为研究生猪规模养殖中非接触式体温自动筛检方法,以红外热像仪为采集设备,沿侧视角度方向同时采集生猪可见光和红外热图像,经配准、融合获得二者融合图像。在此基础上,提出了一种基于改进主动形状模型的耳部目标区域检测方法。该方法在经典主动形状模型基础上,首先分析生猪耳部轮廓特征对特征点标记方法进行限定;进而结合图像融合中使用的非子采样轮廓变换,以其分解系数作为特征点纹理描述;最后应用骨架端点匹配方法对平均形状初始化的位姿进行改进。应用该方法对 50 幅测试图像进行实验,重合度大于 0.8 的检测结果占比达到 84%。

关键词: 生猪体温 猪耳识别 主动形状模型 图像骨架

中图分类号: TP391.41; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)03-0288-08

Pig Ear Area Detection Based on Adapted Active Shape Model

Zhu Weixing¹ Liu Bo^{1,2} Yang Jianjun¹ Ma Changhua¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hohai University, Changzhou 213022, China)

Abstract: In order to find the method of auto screening body temperature in pig’s cultivation, the thermal infrared imager was used to acquire the visible light image and infrared thermograph of pig at the same time from side-view. A series of registration and fusion processes were taken for the two kinds of images. A method which was based on improved active shape model (ASM) was proposed to detect the ear area of pig. Firstly, considering the characteristic of the pig ear profile, the marking rules of landmark points were restricted. Furthermore, the non-subsampled contour transform (NSCT) coefficients of fusion image were substituted for the normalized first derivatives of profiles to build the gray-level appearance model of each landmark. Finally, the process of average shape initialization was adapted based on matching skeleton endpoints. 50 images were tested by using the proposal method. The test result of overlap ratio greater than 0.8 accounted for 84%. The proposal method is significantly valuable on extracting the ear root area from recognized ear contour and developing the system of auto screening body temperature based on infrared thermograph.

Key words: Pig body temperature Pig ear recognition Active shape model Image skeleton

引言

基于计算机视觉的生猪养殖监测方法具有非接触、连续自动监测的特点,有利于及时发现疫病生猪,采取相应措施。目前,国内外研究者对生猪计算机视觉监测研究多集中在可见光图像或视频分析方

面,基于图像模式识别方法对生猪采食、饮水、排泄等行为^[1-3]以及躺卧姿态^[4]等进行监测识别。上述研究多通过行为监测对生猪群体福利状况进行评价,保障生猪充足的食物和饮水^[5]以及较好的环境舒适度^[4];其主要建立在对猪舍功能区的空间划分基础上,通过图像提取识别当前生猪所处功能区来

收稿日期: 2014-05-25 修回日期: 2014-06-30
^{*} 国家自然科学基金资助项目(31172243)和高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20103227110007)
作者简介: 朱伟兴,教授,博士生导师,主要从事智能检测与控制及机器视觉研究,E-mail: zwxbest@126.com

进行行为判别。而生猪的随机行走常会造成行为的误识别,影响到行为识别和疾病预警的准确性。

体温作为典型的生理指标,常用作临床诊断的重要参考指标。成年生猪的正常体温在 38 ~ 39.5℃ 之间,仔猪的正常体温为 38℃。目前的诊断中,通常以温度计测量生猪肛温,所需时间长(3 ~ 5 min)。近年来一种新的体温检测设备——手持式兽用红外线测温仪逐渐应用于生猪养殖和屠宰中,进行发热快速筛查。文献[6]表明红外线体温计的检测结果与水银温度计检测结果符合率达到 93.11%,可以用来对生猪体温异常进行快速筛检。采用红外线测温仪尽管能够大幅提高检测速度,但仍依赖养殖或检疫人员人工操作,存在工作量大、自动化程度低等问题。同时人畜共患疾病还会威胁检测人员健康。

近年来,红外热像仪越来越多地被用于牲畜的体表温度检测,其温度分辨率通常小于 0.1℃,满足体温筛检的要求。Siewert 等采用差分兴趣区方法对红外热图像进行分析,提出体表温度分布变化可以作为生猪健康状况检测的补充诊断程序^[7]。相对手持式红外测温仪提取点温,可以获取整个兴趣区的温度分布,有利于弱化局部温度噪声对检测的影响,但其温度的提取仍较多依赖人工红外热图像分析。

Wirthgen 等针对红外热像温度自动提取的问题,提出一种基于主动形状模型方法的奶牛乳房和蹄部温度提取方法,通过检测兴趣区温度特征,作为奶牛乳房炎症和蹄部病变的预警依据^[8]。由于红外热图像分辨率相对较低、噪声大,局部病变区域的不同容易导致兴趣区检测不准确。为此,在上述研究的基础上,课题组提出通过可见光图像和红外热图像融合来改善上述不足,并对两种图像的配准、融合方法进行了研究。提出一种基于射线轮廓点匹配的配准方法^[9]和基于非子采样轮廓波 NSCT(Non-subsampled contourlet transform)的融合方法^[10]。一方面弥补了红外热图像分辨率低、对比度低的不足,均化图像噪声;同时增强了可见光图像前景与背景的差异,从而有利于改善目标分割提取的效果。

文献[6]的实验研究表明,生猪耳根部可作为生猪体温筛检的特征区域,检测定位生猪耳根部区域是基于红外热图像进行生猪体温自动检测的关键前提。耳根部即猪耳与头部的交联区域,耳根部检测可从生猪耳部的检测识别入手,首先通过图像识别方法检测猪耳完整轮廓,进而以识别的耳部区域的根部轮廓线通过等距偏移确定适合的耳根部特征区域。本文在前期红外热图像配准、融合方法研究

基础上,提出一种基于改进主动形状模型的生猪耳部区域识别方法。

1 材料和方法

为得到耳部区域定位较好的识别效果,首先参照文献[9 - 10]方法对同时采集的相同场景下可见光图像和红外热图像进行配准、融合(图 1)。然而,即使如此,从复杂图像中(图 1d)分离出生猪耳部区域仍然是一件非常有挑战性的工作。由于不同生猪生长状况以及图像采集角度差异,猪耳部形状会有相应变化,造成耳部目标检测的困难。近年来,基于形变模型技术的目标分割方法在人脸识别、医疗图像检测等领域取得了显著进步,这为本文耳部目标识别提供了思路。鉴于采集姿态角度对目标在图像中形状表现变化影响剧烈,本文仅针对侧视或接近侧视角度采集的生猪耳部目标区域识别开展研究。

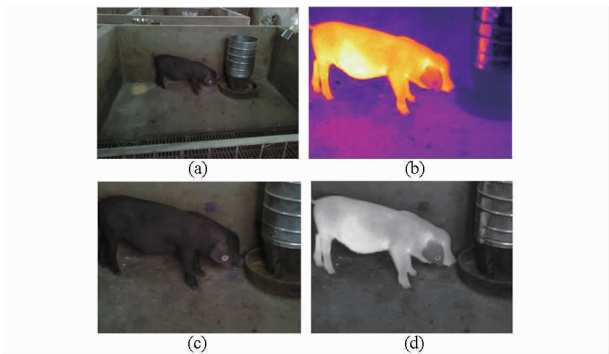


图 1 图像配准和融合

Fig. 1 Registration and fusion of images

- (a) 可见光源图像 (b) 红外源图像
(c) 配准图像 (d) 融合图像

目标检测是指从图像或图像序列中对目标区域在图像坐标空间中定位的过程。目标检测也可以理解为一个图像分割的过程,即从图像中分离出目标区域。图像分割是计算机视觉领域的一项关键技术。典型的基于图像结构特征元素和基于对象模板匹配的方法在工业产品检测中得到了成功应用。这些方法对于目标及其背景存在形状或局部纹理很大变化的情况容易出现错误,而这些情况在实际检测应用中,特别是医疗图像分析领域却非常普遍。

针对形状变化的目标分割,一系列形变模型分割方法,如主动轮廓模型或蛇模型方法^[11]、水平集方法^[12]的提出开创了图像目标分割检测的新方向。特别是 Cootes 等提出的主动形状模型方法^[13 - 14]在形变对象的分割提取方面取得了显著进步。该方法通过训练集图像获取目标的平均形状和局部纹理,构建形变对象参数化统计模型,通过改变模型参数,迭代搜索最优的分割结果。该方法具有较好的灵活

性,被广泛应用于人脸识别和医疗图像检测领域。

1.1 主动形状模型

主动形状模型(Active shape model, ASM)是一种建立在点分布模型(Point distribution model, PDM)基础上的统计模型,通过对一组训练集图像进行手动标定和统计特征提取建立模型。该模型方法主要包含3个核心部分:形状模型、特征点局部纹理模型和搜索匹配算法。一般而言,主动形状模型对目标轮廓的提取可以适用于 n 维空间,以下仅从二维空间加以介绍。

1.1.1 形状模型的建立

一个对象的轮廓(形状)可以通过 n 个点来刻画,这些点称为特征点或者标记点。对于一组训练集图像而言,这些特征点可以通过手动标记来获取。针对本文应用目标对训练集图像中的耳部轮廓进行标记(图2a)。通过这些标记的特征点,可以构建一个点分布模型。过程如下:

设有一组 M 幅样本图像,首先对每一幅图像进行特征点标记。将一幅图像中标记的 n 个特征点坐标 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) 、 $\cdots$ 、 (x_n, y_n) 顺序连接得到一个形状表示向量,即

$$\mathbf{X} = (x_1, y_1, x_2, y_2, \cdots, x_n, y_n)^T \tag{1}$$

应用主成分分析(PCA)计算 M 个样本的形状表示向量的平均形状 $\bar{\mathbf{X}}$,即

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{X}_i \tag{2}$$

和其对应的协方差矩阵 $\mathbf{S}$,即

$$\mathbf{S} = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})(\mathbf{X}_i - \bar{\mathbf{X}})^T \tag{3}$$

进一步求其协方差矩阵的特征项。保留特征向量中对应的前 t 个最大特征值 λ_i 进行重构,得到矩阵 $\Phi = [\phi_1 \ \phi_2 \ \cdots \ \phi_t]$ 。那么测试集中的样本形状向量可以表示为

$$\mathbf{X} \approx \bar{\mathbf{X}} + \Phi \mathbf{b} \tag{4}$$

其中, $\mathbf{b}$ 是一个含有 t 个元素的模型参数向量,计算式为

$$\mathbf{b} = \Phi^T (\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}}) \tag{5}$$

在将模型匹配到某一点集时,参数向量 $\mathbf{b}$ 元素的值调整应限制在 $\pm m\sqrt{\lambda_i}$ 的范围内, m 取值通常在2~3之间。应避免 m 取值过大导致的模型与训练形状出现较大偏离的情况发生。在对样本形状应用PCA处理之前,需要对所有样本形状进行平移、旋转和尺度变换等操作,使得样本中所有标记点间的距离平方和最小。即将所有样本形状进行对齐操作(图2b)。常用Procrustes分析法来进行形状对齐。

1.1.2 特征点局部纹理模型

在形状模型建立的基础上,进一步为每个特征点建立相应的局部纹理模型。ASM原型中将每一特征点沿形状轮廓法线方向上等间距采样邻域点(图2c),以采样点的灰度一阶导数的归一化值构建特征向量 $\mathbf{g}$ 。进一步统计训练样本中每个特征点局部纹理均值 $\bar{\mathbf{g}}$ 及其协方差矩阵 $\mathbf{S}_g$,构建局部纹理模型。局部纹理模型主要用于后续搜索更新时,确定各个特征点的最佳位置。ASM方法原型中以马氏距离作为其相似性量度,其计算式为

$$f(\mathbf{g}_i) = (\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}})^T \mathbf{S}_g^{-1} (\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}}) \tag{6}$$

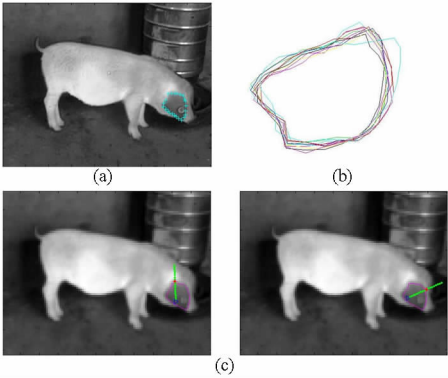


图2 主动形状模型方法

Fig.2 Illustration of active shape model

(a) 特征点标记 (b) 形状对齐 (c) 特征点搜索更新

1.1.3 搜索算法

对一幅测试图像,利用构建的形状模型和局部纹理模型,迭代搜索,以获取测试图像中目标形状的最优匹配区域。搜索算法步骤包括:

- (1)将平均形状映射到测试图像中。
- (2)对每一个特征点计算其邻域内相似性度量最小的特征点,更新该特征点以获得新的形状。
- (3)调整形状模型参数,迭代求取与形状模型匹配最佳的新形状。
- (4)设定收敛准则和最高迭代次数,当新形状与原形状变化足够小时或达到最高迭代次数时则搜索算法结束。

1.2 改进的主动形状模型方法

尽管主动形状模型在一些目标检测领域取得了良好的效果,但由于其形状建模基于样本训练,因此形状标定、特征点局部纹理的描述以及初始位置等因素对目标检测具有较大的影响,针对不同的研究对象需要进行进一步的优化改进。目前,研究人员针对主动形状模型的几个主要环节提出了许多改进方法。包括特征点的选取^[15]、降维操作^[16]、特征点局部纹理模型^[17]、平均形状初始化^[18]、特征点搜索更新方法^[19]等。

本文结合生猪红外和可见光融合图像特点和生

猪耳部生理结构特征,分别对特征点标记、特征点纹理模型和平均形状初始化环节进行了改进。

1.2.1 特征点的选取规则

为减少人工特征点标记对形状训练的主观影响,结合生猪耳部轮廓生理结构特点制订标记特征点的选取规则(本文所有样本图像标记特征点数目设定为 24):

(1)对耳部轮廓的特殊点设定统一编号。如图 3 所示,耳根部轮廓线中点(或近似中点)为标记特征点 1,耳根轮廓线与上轮廓线过渡拐点为标记特征点 5,下轮廓线与耳根轮廓线过渡拐点为标记特征点 21,耳尖轮廓线中点(或近似中点)为标记特征点 13。特征点 1、13 连线与特征点 5、21 连线应近似垂直。

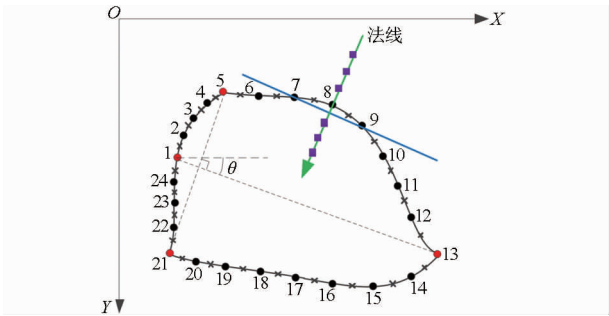


图 3 特征点标记
Fig. 3 Selection of land-mark points

(2)其余标记特征点选取按图 3 所示,在 1-5、5-13、13-21、21-1 四段轮廓线上均匀顺序选取。

(3)特征点标记按从标记特征点 1 起顺时针方向选取。

(4)按图 3 所示,定义标记特征 1 与特征点 13 连线在形状模型坐标空间中水平方向夹角 θ 为形状模型的方向角。方向角用于模型映射时的形状初始化定位。

(5)进一步采用插值方法在任意手工轮廓标记点间插入伪标记点,如图 3 中“×”所示,将特征点扩充至 48 个。

通过上述标记点选取规则的制订,减少了随意标记特征点对形状对齐的影响,特征点 1、5、13、21 的指定,一定程度上对耳部轮廓的变形进行了必要的限定。同时,由特征点 21 到特征点 1 和特征点 1 到特征点 5 的两个有向线段可以认为是生猪耳根部轮廓线的组成部分,这为进一步识别耳根部区域带来了便利。但是,这种限定不可避免地对一些奇异耳和残缺耳的识别带来一定影响。

1.2.2 局部纹理模型的改进

特征点局部纹理模型是主动形状模型的重要组成部分,如前所述,研究人员针对不同的应用对象,

提出了多种不同的局部纹理表述方法。本文中,待检测图像是生猪的红外热图像和可见光图像的融合图像。图像融合采用了基于非子采样轮廓波的融合方法^[11]。首先对可见光图像和红外热图像进行 NSCT 分解,得到各自的低频子带系数 $\{C_0^{OP}(x_i, y_i), C_0^R(x_i, y_i)\}$ 和各级带通子带系数 $\{C_{j,l}^{OP}(x_i, y_i), C_{j,l}^R(x_i, y_i)\}$,再按照设定的融合规则,分别得到低频子带融合系数 $C_0^F(x_i, y_i)$ 和各级带通子带融合系数 $C_{j,l}^F(x_i, y_i)$,再进行 NSCT 逆变换获得融合图像。图像融合综合考察了每一像素点邻域特征,融合系数相对 ASM 原型方法中仅考察特征点法线法向灰度特征,更能反映特征点附近局部的边缘、纹理等特征。因此本文以融合图像中特征点的 NSCT 分解系数来描述特征点局部纹理。

由于 NSCT 分解系数已经考察了特征点周围领域的特征,所以不再采用法线法向一阶差分,而直接用 NSCT 分解系数 C_i^F 来替代原型中的 g_i 。

同时,与 g_i 不同, C_i^F 包含了低频子带系数和各级带通子带系数。因此在搜索最优匹配特征点时的相似性度量应做出相应的修改。设融合时图像采用 J 级 L 方向分解。式(6)可替换为

$$f(C_i^F) = \text{average}(f(C_{i,0}^F), f(C_{i,J,L}^F)) \quad (7)$$

其中 $f(C_{i,0}^F) = (C_{i,0}^F - \bar{C}_0^F) S_{C_0^F}(C_{i,0}^F - \bar{C}_0^F)$ (8)

$$f(C_{i,J,L}^F) = (C_{i,J,L}^F - \bar{C}_{J,L}^F) S_{C_{J,L}^F}(C_{i,J,L}^F - \bar{C}_{J,L}^F) \quad (9)$$

$$C_{i,J,L}^F = \sum_{j=1}^J \sum_{l=1}^L C_{i,j,l}^F \quad (10)$$

用 NSCT 分解系数作为局部纹理特征对特征点进行纹理描述,相对灰度一阶差分方法计算量有所增加。但由于上述 NSCT 系数可以直接从图像融合计算过程中获取,因此从整个过程而言计算量的增加可以忽略。

1.2.3 基于骨架端点匹配的初始形状优化

主动形状模型在进行目标识别检测时,首先要将训练获得的模型映射到待检测图像中,而由于形状对齐操作过程中的平移、旋转、尺寸变换使得平均形状与原图像坐标空间已经脱离了关系。因此,映射时要为平均形状设定一个适合的初始位置,即要对形状进行初始化。形状初始化位置选择不当,很容易出现目标检测错误。形状初始位置偏离图像中猪耳部较大,造成检测失败(图 4)。

图像骨架通常可以反映物体形状结构,因此考虑引入骨架分析方法对平均形状初始化过程进行优化。骨架由物体轮廓产生,每个骨架点保持了与边界距离最小的性质。

首先以基于距离场的骨架化算法^[20]提取各帧

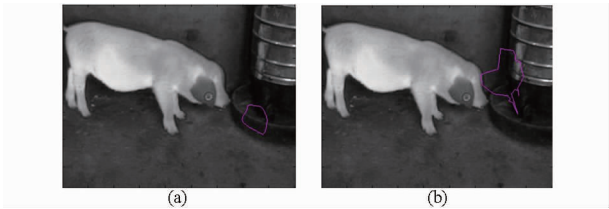


图4 不适合的形状初始化
Fig.4 Improper shape initiation
(a) 形状初始化位置 (b) 检测结果

图像骨架(图5a)。从图5a中可以看出,骨架图中含有较多与生猪体态结构相关性较小的骨架枝,这些骨架枝为冗余骨架枝,对生猪形体结构分析带来干扰。Shen等提出基于骨架简单性和重建误差最优原则^[21]的骨架剪枝算法可以去除冗余的骨架枝,得到较好的生猪简化骨架表示,采用该方法的骨架剪枝结果如图5b所示。剪枝后骨架上的每一个像素点称为一个骨架点,仅有一个相邻骨架点的骨架点称为骨架端点,记为 e_i 。以侧向采集图像提取的理想生猪骨架图为标准骨架图,其通常包含7个骨架端点(图5b)。其中, e_1 为猪耳部骨架端点, e_2 为猪嘴部骨架端点, e_3 、 e_4 为前肢骨架端点, e_5 、 e_6 为后肢骨架端点, e_7 为尾部骨架端点。猪耳部骨架端点 e_1 和猪嘴部骨架端点 e_2 均位于生猪头部,定位和识别上述骨架端点,可以为平均形状初始化提供一个较好的定位依据。

然而,生猪行为活动常带来体态的变化,通常难

$$d(e_i, e'_j) = \begin{bmatrix} d(p(e_{i0}, e_{i1}), p(e'_{j0}, e'_{j1})) & d(p(e_{i0}, e_{i1}), p(e'_{j0}, e'_{j2})) & \cdots & d(p(e_{i0}, e_{i1}), p(e'_{j0}, e'_{jN})) \\ d(p(e_{i0}, e_{i2}), p(e'_{j0}, e'_{j1})) & d(p(e_{i0}, e_{i2}), p(e'_{j0}, e'_{j2})) & \cdots & d(p(e_{i0}, e_{i2}), p(e'_{j0}, e'_{jN})) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d(p(e_{i0}, e_{iK}), p(e'_{j0}, e'_{j1})) & d(p(e_{i0}, e_{iK}), p(e'_{j0}, e'_{j2})) & \cdots & d(p(e_{i0}, e_{iK}), p(e'_{j0}, e'_{jN})) \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中

$$d(p(u, v), p(u', v')) = \sum_{i=1}^M \frac{(r_i - r'_i)^2}{r_i + r'_i} + \alpha \frac{(l_i - l'_i)^2}{l_i + l'_i} \quad (12)$$

式中 l, l' ——路径 $p(u, v)$ 、 $p(u', v')$ 的长度
 r, r' ——等间距采样的骨架端点对应的最大圆半径的归一化值

M ——采样点数 α ——调节参数
 $p(u, v)$ 、 $p(u', v')$ 为 G, G' 中连接骨架端点的两条路径, $d(p(u, v), p(u', v'))$ 为两条路径间的路径距离,用于衡量两条路径之间的形状相似度。

进一步采用一种序列的局部匹配算法——最优子序列双射^[23] (Optimal subsequence bijection, OSB), 以式(11)的距离矩阵作为 OSB 的输入, 计算骨架端点 e_i 和 e'_j 的非相似度, 即

$$c(e_i, e'_j) = \text{OSB}(d(e_i, e'_j)) \quad (13)$$

计算两待匹配骨架图 G, G' 中所有骨架端点的非相

以获取全部的7个骨架端点(图6)。如何从任意一幅骨架图中确定 e_1, e_2 的归属, 可归结为一个图匹配问题, 即确定任一骨架图与标准骨架图端点间的映射对应关系。

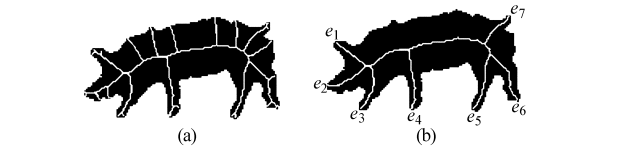


图5 剪枝前后的生猪图像骨架
Fig.5 Skeleton of pig image before and after pruning
(a) 剪枝前 (b) 剪枝后

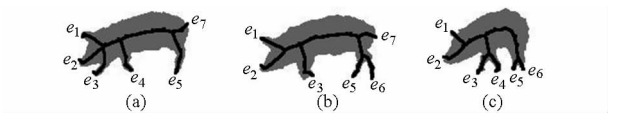


图6 几种典型骨架端点缺失情况
Fig.6 Several possibilities of skeleton endpoints lost
(a) 后肢端点缺失 (b) 前肢端点缺失 (c) 尾部端点缺失

本文采用 Bai 等提出的基于路径相似性的骨架图匹配算法^[22], 寻找任一骨架图中的各端点与标准骨架图中骨架端点的最优映射关系, 以定位头部两骨架端点。该算法主要思想如下:

设待匹配的两骨架图 G, G' , e_i, e'_j 分别是 G, G' 上的骨架端点, 如图7所示。其中: $0 < i \leq K + 1$, $0 < j \leq N + 1$, 且 $K \leq N$ 。

首先, 来自不同图的端点间的路径距离矩阵计算式为

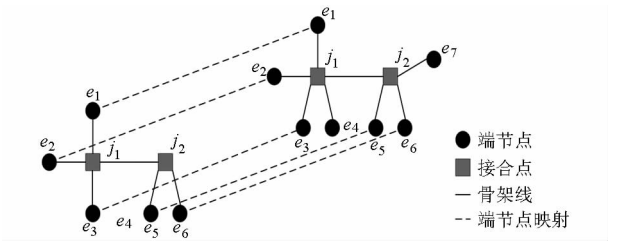


图7 骨架端点映射
Fig.7 Skeleton endpoints mapping

似度可以得到一个新的矩阵

$$C(G, G') = \begin{bmatrix} c(v_0, v'_0) & c(v_0, v'_1) & \cdots & c(v_0, v'_N) \\ c(v_1, v'_0) & c(v_1, v'_1) & \cdots & c(v_1, v'_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c(v_K, v'_0) & c(v_K, v'_1) & \cdots & c(v_K, v'_N) \end{bmatrix} \quad (14)$$

最后, 以匈牙利算法在 $C(G, G')$ 上求解最优匹配结果, 确定序列骨架图中骨架端点与标准骨架图

中骨架端点的映射关系。

骨架图匹配可以在图像中定位与生猪体态结构相关的重要特征点,这为模型映射的初始化位置的设定提供了一个较好的实现方法。初始位置的确定可以通过设定特征点 1 (参见图 3 中特征点的编号) 的坐标和模型方向角 θ 来确定。特征点 1 的坐标及模型方向角的确定则可以通过匹配的骨架端点及对应骨架端点的接合点获得。方法如下:

对于一幅待检测图像,首先对其进行骨架提取和剪枝处理,进一步通过骨架匹配方法定位骨架端点 e_1 、 e_2 ;搜索骨架路径,寻找与骨架端点 e_1 、 e_2 相连的最近接合点。如图 8 所示, j_1 为获取的与骨架端点 e_1 、 e_2 相连的最近骨架接合点,设它们在图像中的坐标分别为 (x_{j_1}, y_{j_1}) 、 (x_{e_1}, y_{e_1}) 、 (x_{e_2}, y_{e_2}) , 分别在图像坐标空间中计算 j_1 到 e_1 和 j_1 到 e_2 的欧氏距离 d_1 、 d_2 ,即

$$d_i = \sqrt{(x_{j_1} - x_{e_i})^2 + (y_{j_1} - y_{e_i})^2} \quad (i = 1, 2) \quad (15)$$

设定映射时平均形状中特征点 1 的坐标与 j_1 一致;进一步比较 d_1 、 d_2 的大小,若 $d_1 > d_2$,则以 j_1 、 e_1 连线确定模型的初始方向角 θ ,否则以 j_1 、 e_2 连线计算模型的初始方向角 θ 。

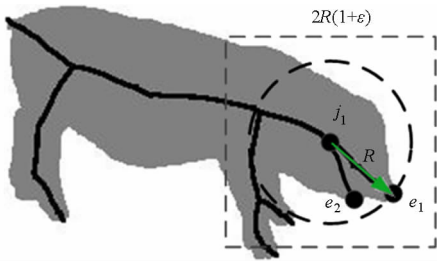


图 8 平均形状初始化位姿示意图

Fig. 8 Illustration of initiation position and direction of average shape

通过上述设定可以使得平均形状映射时模型的初始位置位于生猪头部区域内,且通常情况下与实际的耳部区域存在交集。这修正了因生猪轮廓区域在图像中位置差异过大导致的模型初始化位置与目标区域距离较远,从而造成搜索时陷入局部最优的错误分割或达到设定迭代次数上限仍无法获得较好分割效果等问题。

鉴于生猪耳部位于生猪头部区域,从加速算法和减少错误分割的考虑出发,有必要对算法搜索区域进行限定。如图 8 所示,若令 $R = \max(d_1, d_2)$,通常生猪耳部位于以 j_1 为圆心、以 R 为半径的圆形图像区域中。因此,在适当放宽搜索区域以应对耳部尖角超出圆形区域的情况下,可以将搜索区域限定在以 j_1 为中心以 $2R(1 + \epsilon)$ 为边长的矩形区域内。其中, ϵ 为搜索余量系数。

通过对形状初始化位置的获取和搜索算法执行区域的限定,降低了错误检测的机率,图 9 为对图 7 应用骨架匹配方法进行形状初始化处理后的检测结果,可以看出,通过上述方法可以更好地实现对目标的分割检测。

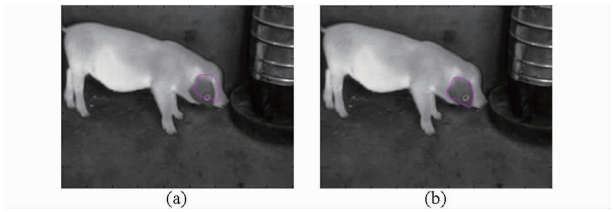


图 9 对图 7 进行初始位姿优化后的提取结果

Fig. 9 Extraction result after optimizing the initial position and direction for Fig. 7

(a) 形状初始化位置 (b) 检测结果

2 实验和分析

应用改进的主动形状模型方法进行了耳部目标检测实验。实验代码基于 Hamarneh^[24] 公开的 Matlab 环境下多分辨率主动形状模型工具箱编制。以 FLIR T250 作为图像采集设备,分别于镇江市希玛牧业有限公司和丹阳荣鑫农牧发展有限公司,以侧视或近似侧视角度同时采集 50 对生猪可见光和红外热图像,经配准融合处理后对融合后的 50 幅图像进行了测试。其中,苏太猪图像 20 幅,三元猪图像 30 幅,生猪在图像中的位置和头部姿态各有差异。以其中 10 幅图像作为训练样本,按 1.2.1 节所述特征点选取规则进行手动特征点标记,训练形状模型和特征点局部纹理模型,以骨架匹配方法对形状初始化进行估计,对全部 50 幅图像(含训练样本图像)进行了测试。图 10 给出一个迭代搜索耳部目标的实例,设定最高迭代次数为 100 次,经过 38 次迭代完成对耳部区域的检测。图 11 给出了另外 3 组生猪耳部目标检测结果图像。

为对目标区域检测效果进行量化评价,自动识别区域与手动分割区域的重合度 O 计算式为

$$O = \frac{N_o}{N_a + N_m - N_o} \quad (16)$$

式中 N_a ——自动识别区域像素总数目

N_m ——手动标定区域像素总数目

N_o ——自动识别区域与手动标定区域重合区域像素总数目

表 1 给出了红外热图像应用经典 ASM 方法、融合图像应用经典 ASM 方法和本文方法测试的重合度计算统计结果。从实验结果可以看出本文耳部目标检测方法自动检测区域和手动检测区域重合度大于 0.8 的检测结果占比达到 84%。耳部区域分割

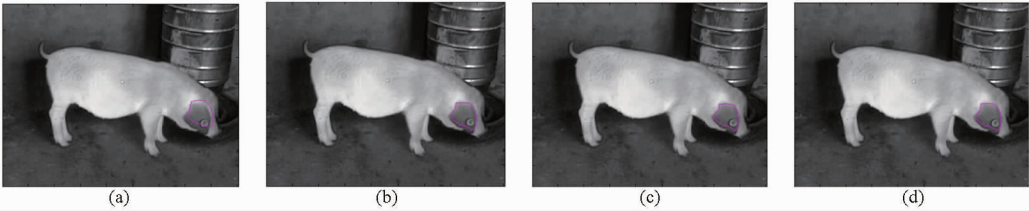


图 10 生猪耳部目标检测迭代实例

Fig. 10 Instance of inspecting the pig ear

(a) 自动设定的初始位置 (b) 第 10 次迭代结果 (c) 第 20 次迭代结果 (d) 第 38 次迭代结果

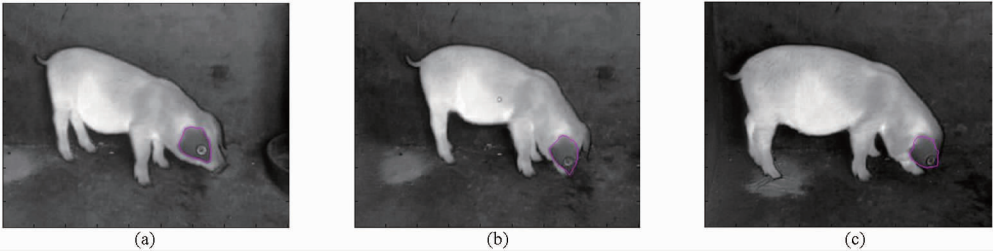


图 11 生猪耳部目标检测结果图像

Fig. 11 Several result images of pig ear inspection

(a) 示例 1 (b) 示例 2 (c) 示例 3

检测效果优于其他两种方法。

部分样本检测重合度较低,对其原因分析如下:

(1)图像配准、融合质量对耳部目标检测具有非常重要的影响。如图 12a、12b 所示,由于配准误

差和融合影响,融合后图像中生猪前景有明显的虚化情况存在,耳部轮廓结构淡化。需对前述图像配准、融合算法进一步改进。

(2)生猪在图像中前景像素过少,耳部区域在图像中成为微结构,缺乏足够的像素描述(图 12c)。对于这种情况,Wirthgen 等建议选用分辨率更高的红外热像采集设备^[8]。

(3)当生猪姿态变化过大或融合图像二值猪体分割效果过差,导致骨架匹配错误,使得形状初始位姿距离实际耳部区域较远,也容易造成检测失败。如图 12d 所示的情况。针对这一问题,需要对本文平均形状初始化方法进行进一步研究和改进。

表 1 不同重合度的图像数与占比

Tab.1 Statistical result of overlap ratio

实验方法	重合度 O		
	0.8 ~ 1.0	0.6 ~ 1.0	0 ~ 0.5
红外热图像 ASM 法	29(58%)	33(66%)	17(34%)
融合图像 ASM 法	32(64%)	35(70%)	15(30%)
本文方法	42(84%)	44(88%)	6(14%)

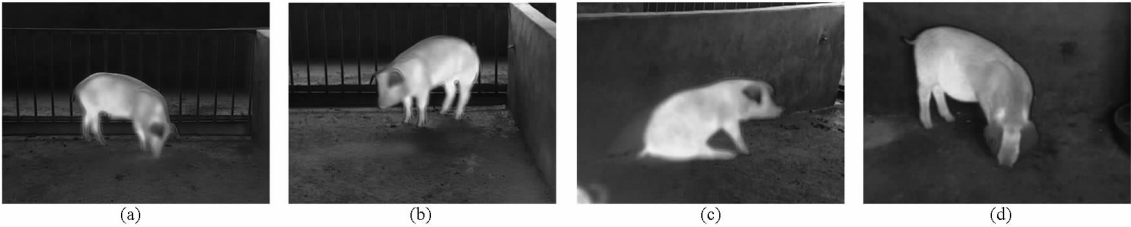


图 12 影响目标检测的因素

Fig. 12 Influence factors of target inspection

(a) 图像配准影响 1 (b) 图像配准影响 2 (c) 耳部区域过小 (d) 形状剧烈变化

3 结论

(1)提出一种基于改进主动形状模型的生猪耳部区域提取方法。结合生猪耳部形状特征,制定生猪特征点标记规则,便于进一步通过耳根部轮廓线提取生猪耳根部特征区域。

(2)结合红外和可见光图像融合算法,以融合

图像的 NSCT 分解系数替代经典主动形状模型方法中局部纹理模型建立时采用的灰度差分。

(3)通过生猪头部骨架特征点定位,可改进平均形状初始位姿。

(4)实验结果表明自动检测分割耳部区域与手动分割区域重合度大于 0.8 的检测结果占比达到 84%,检测效果较好。

参 考 文 献

- 1 Kashiha M, Bahr C, Ott S, et al. Automatic identification of marked pigs in a pen using image pattern recognition[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2013,93:111 – 120.
- 2 Kashiha M, Bahr C, Haredasht A S, et al. The automatic monitoring of pigs water use by cameras[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2013,90:164 – 169.
- 3 朱伟兴,浦雪峰,李新城,等. 基于行为检测的疑似病猪自动化识别系统[J]. 农业工程学报,2010,26(1):188 – 192.
Zhu Weixing, Pu Xuefeng, Li Xincheng, et al. Automatic identification system of pigs with suspected case based on behavior monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(1): 188 – 192. (in Chinese)
- 4 Shao Bin, Xin Hongwei. A real-time computer vision assessment and control of thermal comfort for group-housed pigs[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2008,62(1):15 – 21.
- 5 Botreau R, Veissier I, Butterworth A, et al. Deifinition of criteria for overall assessment of animal welfare[J]. Journal of Animal Welfare, 2007, 16(2):225 – 228.
- 6 高利波,段纲,尹革芬,等. 红外线体温仪在生猪屠宰场体温筛检中的试用效果[J]. 中国畜牧兽医,2010,37(9):235 – 237.
Gao Libo, Duan Gang, Yin Gefen, et al. Trial results of infrared thermometer in the application of ante-mortem body temperature screening in the pig slaughterhouse[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2010, 37(9): 235 – 237. (in Chinese)
- 7 Siewert C, Hoeltig D, Brauer C, et al. Medical infrared imaging of the porcine thorax for diagnosis of lung pathologies[C]// Proceedings of the 21st International Pig Veterinary Society Congress, 2010,2: 663 – 668.
- 8 Wirthgen Tom, Zipser Stephan, Franze Ulrike, et al. Automatic segmentation of veterinary infrared images with the active shape approach[C]// Lecture Notes in Computer Science, Proceedings of 17th Scandinavian Conference on Image Analysis, 2011,6688: 435 – 446.
- 9 刘波,朱伟兴,纪滨,等. 基于射线轮廓点匹配的生猪红外与可见光图像自动配准[J]. 农业工程学报,2013,29(2):153 – 160.
Liu Bo, Zhu Weixing, Ji Bin, et al. Automatic registration of IR and optical pig images based on contour match of radial line feature points[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(2): 153 – 160. (in Chinese)
- 10 刘波,朱伟兴,霍冠英. 生猪轮廓红外与光学图像的融合算法[J]. 农业工程学报,2013,29(17):113 – 120.
Liu Bo, Zhu Weixing, Huo Guanying. An image fusion algorithm of infrared thermal and optical images for pig contour[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(17): 113 – 120. (in Chinese)
- 11 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321 – 331.
- 12 Sethian A J. Level set methods and fast marching methods[M]. Cambrige: Cambridge Univeristy Press, 1999.
- 13 Cootes F T, Hill A, Taylor J C, et al. The use of active shape models for locating structures in medical images[J]. Image and Vision Computing, 1994,12(6):355 – 366.
- 14 Cootes F T, Taylor J C, Cooper D, et al. Active shape models—their training and application[J]. Computer Vision Image Understanding, 1995, 61(1):38 – 59.
- 15 Lekadir K, Keenan G N, Pennell J D, et al. An inter-landmark approach to 4-D shape extraction and interpretation: application to myocardial motion assessment in MRI[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2011, 30(1):52 – 68.
- 16 Suinesiaputra A, Frangi F A, Kaandorp T, et al. Automated detection of regional wall motion abnormalities based on a statistical model applied to multi-slice short-axis cardiac MR images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(4):595 – 607.
- 17 万峰,杜明辉. 基于 ASM 和 Gabor 变换的人脸识别[J]. 计算机工程与设计,2005, 26(2):359 – 361.
- 18 王先梅,杨萍,王志良. 多姿态眼球中的瞳孔定位算法[J]. 计算机辅助设计与图形图像学报,2011,23(8):1427 – 1432.
- 19 Behiels G, Vandermenulen D, Maes F, et al. Active shape model-based segmentation of digital X-ray images[C]//Lecture Notes in Computer Science, MICCAI 99, 1999: 128 – 137.
- 20 Choi W P, Lam K M, Siu W C. Extraction of the Eculidean skeleton based on a connectivity criterion[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(3):721 – 729.
- 21 Shen Wei, Bai Xiang, Yang Xingwei,et al. Skeleton pruning as trade-off between skeleton simplicity and reconstruction error[J]. Science China, 2013, 56(4): 1 – 18.
- 22 Bai Xiang, Latecki L J. Path similarity skeleton graph matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(7): 1282 – 1292.
- 23 Latecki L J, Wang Q, Koknar-Tezel S, et al. Optimal subsequence bijection[C]// Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Data Mining, 2007:565 – 570.
- 24 Ghassan Hamarneh. Source code of multi-resolution active shape models by Matlab[EB/OL]. <http://www.cs.sfu.ca/~hamarneh/software/asm/index.html>.